

색상 조합 모델과 LM(Levenberg-Marquadt) 알고리즘을 이용한 얼굴 영역 검출

김진옥[†]

요약

본 연구는 컬러 이미지에서 인물의 얼굴 영역을 검출하는 개선된 색상 기반 방식을 제안한다. 제안 방법은 RGB, YCbCr, YIQ의 세 가지 색상 모델을 조합, 각각 휘도와 색도 성분 조합 히스토그램을 구축하고 구축된 색상 조합 히스토그램을 역전파방식의 신경망에 입력한 후 학습 단계의 반복 과정에 Levenberg-Marquadt 알고리즘을 적용한다. 제안 방법은 신경망 학습과정에 Levenberg-Marquadt 알고리즘을 적용하여 얼굴 검출에 가장 많이 사용되는 방법 중 하나인 역전파 신경망이 지역 최소값에 봉착하는 문제점을 해결함으로써 검출 오류율을 낮추는데 기여한다. 또한 색상 조합 히스토그램을 사용한 새로운 색상 조합 기반의 얼굴 영역 검출 방법은 빛의 영향에 강건하도록 휘도 성분을 분리하고 색도 성분을 강조하여 단일 색상 히스토그램보다 신경망에 더 신뢰성 있는 값을 입력함으로써 단일 색상 공간을 사용했을 때보다 높은 얼굴 검출율을 보인다. 실험 결과는 제안 방식이 얼굴 영역 검출 개선에 효과적이며 빛의 변화에 강건함을 보여준다.

키워드 : Levenberg-Marquadt 알고리즘, 얼굴 영역 검출, 색상 히스토그램, 역전파 신경망, 색상 보간

Face Region Detection using a Color Union Model and The Levenberg-Marquadt Algorithm

Kim, Jin Ok[†]

ABSTRACT

This paper proposes an enhanced skin color-based detection method to find a region of human face in color images. The proposed detection method combines three color spaces, RGB, YCbCr, YIQ and builds color union histograms of luminance and chrominance components respectively. Combined color union histograms are then fed in to the back-propagation neural network for training and Levenberg-Marquadt algorithm is applied to the iteration process of training. Proposed method with Levenberg-Marquadt algorithm applied to training process of neural network contributes to solve a local minimum problem of back-propagation neural network, one of common methods of training for face detection, and lead to make lower a detection error rate. Further, proposed color-based detection method using combined color union histograms which give emphasis to chrominance components divided from luminance components inputs more confident values at the neural network and shows higher detection accuracy in comparison to the histogram of single color space.

The experiments show that these approaches perform a good capability for face region detection, and these are robust to illumination conditions.

Key Words : Levenberg-Marquadt Algorithm, Face Region Detection, Color Union Histogram, Back-Propagation Neural Network, Color Interpolation

1. 서론

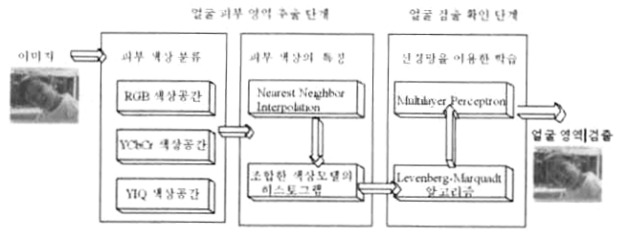
사람이나 사물을 인식하는 시스템에 대한 산업의 요구가 증가하면서 대상의 진위 여부 또는 대상의 움직임에 효과적으로 인식하는 인식 시스템이 지속적으로 연구되고 있으며 인식 과정에 사람이 개입하여 시스템을 조작하는 대신 사람의 개입 없이 자동으로 대상을 인식하여 처리하는 방법들이

다양하게 시도되고 있다. 이와 같은 자동 인식 시스템에서는 인식하려는 대상체의 검출과 이를 효과적으로 인식하는 과정이 밀접한 관련성을 보인다. 인식 시스템은 카메라로 찍은 영상에서 먼저 대상체를 검출하여 이를 기반으로 인식을 처리하여 완성된다. 인식하려는 대상체를 검출하는 것은 정지영상 또는 동영상에 나타난 대상이 관심 대상이 되는 이미지 집합에 속하는지 아닌지 결정하는 문제로써 대상 검출을 통해 전체 인식 처리 과정의 복잡도를 낮추는데 기여한다[1]. 대상 검출 중 얼굴 검출에 관한 연구는 행동 인식, 로봇 시스템, 얼굴 인식을 이용한 보안 시스템 구축과 같은

* 이 논문은 2006년도 대구한의대학교 기린연구비 지원에 의한 것임.
[†] 정 회 원 : 대구한의대학교 정보경영대학 모바일콘텐츠학부 조교수
 논문접수 : 2006년 12월 28일, 심사완료 : 2007년 6월 8일

인식 분야에서 대상의 확인과 검증 과정에 필수적인 처리 과정으로 여겨지고 있다.

일반적으로 얼굴 영역 검출 기술은 지식 기반(knowledge-based), 불변 특징(feature invariant)이용, 템플릿 정합(template matching), 외형 기반 방법(appearance-based method) 등으로 나뉜다[1~4]. 불변 특징을 이용한 검출 방식은 얼굴의 질감, 피부 색상등과 같은 얼굴 특징을 이용하며 피부 색상을 이용한 경우 $RGB, YC_bC_r, YIQ, HSV, CIE_{XYZ}$ 등의 색상 공간을 구축하고 색상 공간에서 특정 범위 또는 특정 값을 갖는 피부 성분을 정의한 후 얼굴 피부 색상의 히스토그램 값을 이용하거나 인물 피부 색상을 결정하는 픽셀 값의 분포도를 찾는 색상 검색 표(look-up table)를 통해 얼굴 피부 영역을 검출한다. 피부 색상을 이용한 다른 방법은 피부 색상이 서로 다른 확률로 발생하고 이 확률은 학습이 가능한 특정 분포 형태를 띠는 점을 기반으로 한다. 이 방법은 피부 색상의 가우시안 분포에 임계값을 설정, EM 알고리즘 등으로 이미지를 피부 영역과 피부가 아닌 영역으로 분리한다[5,6]. 외형 기반 방법은 베이지안 분류와 같은 확률적 프레임워크 내에서 이루어지는 방법이다[7]. 이 방법은 눈, 입, 코, 턱 등과 같이 사람의 얼굴을 구성하는 특징의 통계적 모델을 이용하여 얼굴 영역을 검출하므로 얼굴 특징간의 관계를 설정하는 과정이 복잡하고 계산에 소요되는 비용이 높다. 또한 위치가 바뀐 얼굴 영역을 찾거나 부분적으로 겹친 얼굴을 찾는 데 문제점을 보인다. 외형 기반의 또 다른 방법은 얼굴 피부 영역과 다른 영역 클래스를 구분하는 판별 함수를 찾는 방법이다. 외형 기반 방법의 대표적 기법은 신경망(Neural Network)[8] 방식으로 신경망은 얼굴 검출을 얼굴과 얼굴이 아닌 두 개 클래스 패턴 인식 문제로 본다. 얼굴 검출에 신경망을 이용함으로써 검출 시스템에 쉽게 얼굴 패턴의 복잡함을 학습시킬 수 있다는 장점이 있지만 원하는 정도의 검출율을 얻기 위해서는 네트워크 구조를 적절하게 조절해야 한다는 단점이 있다. 이 밖에도 다양한 주변 상황에 대응하여 더 정확하게 얼굴을 찾기 위한 색상 기반의 얼굴 검출 기술이 지속적으로 연구되고 있다[9, 10]. 특히 검출 기술이 다양하게 제안되면서 검출 기술 영역을 혼합하여 더 효과적인 검출을 하는 방법들이 제안되고 있다. 특히 피부 색상의 불변 특징을 외형 기반 방법인 판별 함수의 입력 값으로 이용하는 색상 기반 방법이 제안되고 있다. 불변 특징인 얼굴 피부 색상은 피부 색상 모델을 다양한 빛의 변환에 적절하게 설정한다면 얼굴 영역과 얼굴 특징을 분류하는데 효과적인 정보가 된다. 하지만 색상이 얼굴 모양과 얼굴 특징 추출에 대한 적절한 해결책이 아니라는 점과 양자화 단계에서 정보 손실의 위험성이 높다는 단점을 가지고 있어 피부 색상만으로 얼굴 검출을 수행하기 어렵다. 색상 정보를 이용한 경우 색상 히스토그램 모델을 이용한 방법이 피부 영역의 확률을 이용한 방법보다 낮은 계산 비용으로 높은 검출 정확도를 보이고 있으므로[11] 계산이 용이하고 구현이 단순한 피부 색상의 히스토그램 특징과 외형 기반의 검출 방식에 가장 많이 이



(그림 1) 제안 시스템 구조

용되는 신경망을 접목시키면 얼굴 영역 또는 얼굴이 아닌 영역을 분류하여 얼굴 영역을 검출하는데 주어진 학습 데이터들로부터 기준 규칙을 학습하면서 해를 명확하게 찾아 낼 수 있다. 본 연구에서는 기존 신경망 기반의 얼굴 검출 연구[8] 및 색상 공간 모델 기반의 얼굴 검출 연구[3]를 기반으로 이미지에서 저비용으로 사람의 얼굴 영역을 효과적으로 검출해 내기 위한 색상 기반의 검출 방법을 제안한다. 색상 정보를 이용할 경우 문제점인 빛의 영향에 취약하다는 점을 개선하기 위해 피부 색상에 대해 RGB, YC_bC_r, YIQ 3가지 색상 공간의 조합 모델을 적용하여 색도(chrominance) 조합 성분과 휘도(luminance) 성분을 별도로 추출, 히스토그램으로 나타낸다. 신경망의 경우 계산상 비용이 많이 소요되고 역전과 신경망의 출력 값이 지역 최소 값(local minimum)으로 떨어지면 최적의 해를 찾는 데 문제가 있다 [12]는 점을 고려하여 계산이 쉽고 구현이 단순한 히스토그램 값을 신경망의 입력 값으로 하여 학습 과정에서 Levenberg-Marquadt 알고리즘[13]을 적용함으로써 검출 오류를 최소화하도록 한다.

특히 본 연구에서 제안한 방법은 3가지 특징을 보인다. 첫번째 특징은 색상 조합 모델을 적용한 것이다. 제안 방법에서는 빛의 변화에 강건하도록 단일 색상 모델의 색상 성분 대신 다수의 색상 모델을 조합하여 색조 성분을 강조, 신경망 학습에 더 신뢰성 높은 입력 값을 전달함으로써 검출율을 높이도록 한다. 두번째 특징은 보간과 색상 적응화(adaptation)를 통해 입력 이미지를 보정함으로써 더 정확한 피부 색도 및 휘도 성분을 구하도록 한다. 세번째 특징은 일반적으로 역전과 신경망에 Levenberg-Marquadt 알고리즘을 적용하여 신경망 방법을 개선, 검출 오류를 개선한다.

제안 연구는 (그림 1)과 같이 이미지에서 얼굴 피부 영역을 추출하고 이를 학습, 확인하는 두 단계로 이루어진다.

2. 제안 연구

2.1 피부 색상 조합 모델

얼굴 부분을 이미지에서 분리해 내는 과정에 가장 일반적으로 사용되는 방법은 색상 정보를 이용한 방법이다[2]. 피부 영역이 분산된 이미지에서 얼굴의 위치를 찾는 전형적인 얼굴 검출 분석에서 첫번째 처리는 그레이 스케일(gray scale)[14]의 강도(intensity)와 색상 등의 픽셀 속성을 이용하여 특징을 분리한다. 특히 그레이 스케일은 이미지 특징

의 기본 형태를 알아내는 데 이용한다. 눈썹, 눈동자, 입술과 같은 얼굴 특징은 그 주변 얼굴 영역보다 일반적으로 더 어둡게 나타나기 때문에 여러 얼굴 부위를 다르게 구별하는데 이용할 수 있다. 피부 색상은 얼굴 인식과 얼굴 검출에서 얼굴 영역 분리에 오랫동안 특징 값으로 사용되어 왔으며 최근 얼굴 위치 검출과 추적 분야에서 다양하게 적용되고 있지만 색상은 물리적 현상이 아니며 망막에 전달된 가시파장의 전자기 방사선과 관계가 있다[15]. 이 때문에 사람 얼굴의 피부 색상을 이용하는 데는 다소 문제점이 있는데 카메라로 찍은 얼굴 색상 특징은 대기 중의 빛, 조명과 같은 요인에 의해 영향을 받을 수밖에 없고 이러한 영향은 얼굴 영역 검출율을 낮추는 치명적인 요인으로 작용한다. 또한 생산자가 다른 카메라는 동일한 조명 조건 아래 같은 사람을 찍어도 현저하게 다른 색상 값을 만들어 낸다. 이러한 문제점 때문에 피부 색상을 표현하는 색상 모델에서 빛의 영향을 반영하는 휘도 성분은 독립적으로 처리하는 대신 색상 성분 공간에서 반영해야 더 나은 검출 결과를 얻는다 [3,16]. 또한 휘도를 제외한 2차원 색상 성분 공간과 휘도를 포함한 3차원 색상 성분 공간에서 여러 가지 색상 모델을 이용하여 피부 색상 성분을 평가한 결과 휘도 성분을 포함한 3차원 색상 모델이 신뢰성 있는 검출 결과를 보인다[3].

본 연구에서는 RGB , $YCbCr$, YIQ 색상 모델을 이용하여 피부 색상을 분류하는 알고리즘을 적용한다. 색상 모델 중 가장 많이 이용되는 방법은 HSV , $YCbCr$, YIQ 등이 있지만 얼굴 검출을 위해 9개의 다른 색도 공간을 비교한 [17]의 연구에 의하면 YIQ 색상 공간이 가장 좋은 결과를 보였으며 [3]의 연구에 의하면 색조와 휘도의 분리 측면에서 YIQ 와 가장 유사한 색상 모델이 $YCbCr$ 이기 때문이다. 또한 $YCbCr$ 모델은 MPEG과 JPEG 코딩에 사용되는 색상 모델이므로 압축된 동영상 및 정지 색상 이미지에서 피부 색도 성분을 처리하는데 용이하다[18]. YIQ 색상 모델은 NTSC 칼라 텔레비전 방송의 표준에서 사용되므로 비디오 데이터에서 인물의 얼굴 영역을 검출하는 경우에 필요한 색상 모델로써 이를 본 연구의 색상 모델 중 하나로 적용한다. 단일 색상 모델 대신 색상 조합 모델을 적용한 것은 피부 영역 색상 공간 구성을 위해 휘도 성분은 독립적으로 처리하고 색조 성분은 강조할 수 있는 색상 조합 모델을 선택함으로써 얼굴 피부 영역 검출율을 높이기 위함이다.

본 연구에서는 피부 영역을 찾기 위해 RGB 색상 공간을 기준으로 $YCbCr$ 와 YIQ 색상 모델의 피부 색도 성분을 조합한 다음 이 값을 신경망의 입력 값으로 한다.

$YCbCr$ 와 YIQ 색상 모델에서 C_b , C_r 와 I , Q 색상 성분이 얼굴의 피부 색도 특징을 나타내므로 원 이미지의 RGB 성분을 YIQ 와 $YCbCr$ 성분으로 변환한 뒤 Q 와 C_b 성분의 조합과 I 와 C_r 성분을 조합한 피부 영역 모델을 만든다. 표준 RGB 색상 공간에서 $YCbCr$ 색상 공간으로의 변환은 식 (1)과 같다. 이는 NTSC, PAL 방식의 컬러 텔레비전 영상 전송에 쓰이는 표준 색상 공간 변환 방법이다.

$$\begin{aligned} Y &= 0.299R + 0.587G + 0.114B \\ C_b &= -0.16874R - 0.33126G + 0.5B \\ C_r &= 0.5R - 0.41869G - 0.8131B \end{aligned} \quad (1)$$

표준 RGB 색상 공간에서 YIQ 색상 공간으로의 변환은 식 (2)와 같다.

$$\begin{aligned} Y &= 0.299R + 0.587G + 0.114B \\ I &= 0.596R - 0.275G - 0.321B \\ Q &= 0.212R - 0.523G + 0.311B \end{aligned} \quad (2)$$

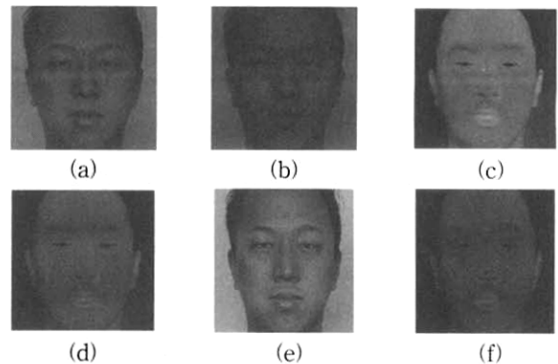
휘도 성분인 Y 는 $YCbCr$, YIQ 색상 공간에서 공통의 변환과정을 거치므로 이는 별도로 하고 색도 성분만을 이용한다. 색도 성분의 조합은 식 (1), (2)를 이용하여 식(3), (4)와 같이 수행한다.

$$\begin{aligned} I + C_r &= (0.596R - 0.275G - 0.321B) + (0.5R - 0.41869G - 0.8131B) \\ &= 0.096R - 0.69368G - 0.40231B \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} Q + C_b &= (-0.16847R - 0.33126G + 0.5B) + (0.212R - 0.523G + 0.311B) \\ &= 0.04326R - 0.85426G + 0.811B \end{aligned} \quad (4)$$

(그림 2)는 얼굴 영역에 적용된 색도 성분 조합 결과로 C_r 과 I 성분, C_b 와 Q 성분의 조합결과를 이미지의 기본 특징을 파악하는데 이용되는 그레이 스케일의 강도로 보여준다. 컬러 이미지의 RGB 색상 공간을 YIQ 와 $YCbCr$ 공간으로 변환하고 C_r 과 I 성분, C_b 와 Q 성분을 조합했을 때 이 조합 색도 성분들이 피부 영역을 더 효과적으로 두드러지게 나타낸다.

8비트 표현의 그레이 스케일 강도를 이용하여 본 연구의 실험에 사용한 인종별, 성별 이미지의 얼굴 색상 모델의 피부 색도 성분을 조합한 결과 색도 모델의 확률 통계는 <표 1>과 같다. 색도 모델은 본 연구를 위해 황인 여성의 얼굴



(a) C_r 성분 얼굴 영역, (b) I 성분 얼굴 영역, (c) C_r 과 I 성분 조합, (d) C_b 성분 얼굴 영역, (e) Q 성분의 얼굴 영역 (f) C_b 와 Q 성분의 조합

(그림 2) 색상 모델의 색도 성분 조합

<표 1> 색도 조합 모델의 강도 통계

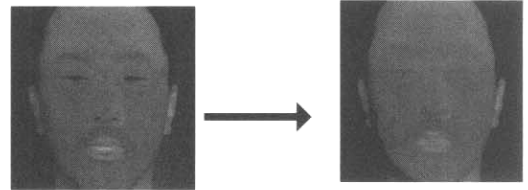
강도	황인			
	여성		남성	
	$C_r + I$	$C_b + Q$	$C_r + I$	$C_b + Q$
최대 범위	54-81	100-119	70-90	96-159
최소 범위	0	0-3	0	0-5
평균 범위	30-67	.	30-67	.
강도	백인			
	여성		남성	
	$C_r + I$	$C_b + Q$	$C_r + I$	$C_b + Q$
최대 범위	100-129	207	103-152	133-207
최소 범위	0	0-1	0	0-16
평균 범위	40-120	.	55-120	.

61개, 남성 87개의 얼굴과 백인 여성 얼굴 15개, 남성 17개의 얼굴을 이용하여 설정한 것으로 각 색도 성분의 스케일 강도를 0부터 255사이의 값으로 하여 가우시안 분포로 나타낸 후 최대 범위, 최소 범위 그리고 평균 범위의 값을 추출하여 구성한다. 실험 이미지의 피부 색도 발생 확률에 대한 통계 정보를 이용하는 이유는 미리 선택한 이미지들에서 피부 색도의 분포를 실험함으로써 경험적으로 색상 정보 공간의 경계를 구성할 수 있기 때문이다[14].

C_r 과 I 성분을 조합했을 때 황인 여성은 평균 30-67의 강도 범위 값을 보였고 백인 남성과 백인 여성은 평균 55-120, 40-120의 강도 범위 값을 보였다. 사람의 눈은 색의 강도에 대해서는 비교적 넓은 범위에서 작은 차이를 구분할 수 있으나 고주파의 강도 변화에서는 그 구별 능력이 떨어지기 때문에 C_r 과 I 성분이 인지적으로 더 나은 그레이 스케일 특성을 보인다. 피부 색상은 성별, 인종, 개개인의 특성에 따라 조금씩 차이를 보이는데 차이는 색상 그 자체보다는 색도의 강도에서 나타난다[19]. 얼굴 검출은 개개인의 특성을 구별하는 것이 아니라 이미지에서 일반적인 얼굴 피부 영역을 검출하는 데 그 목적이 있으므로 개별적인 피부 색상 특성을 일반화시키는 과정이 필요하다. 색조는 가우시안 분포 형태를 띠는 점[15]을 고려해서 본 연구에서는 <표 1>의 평균 색도 범위를 이용, 개개인의 특성을 나타내는 색조의 분산 범위를 좁히는 색도 적응화 단계를 거친다. 실험에 적용한 이미지 집단에서 $C_r + I$ 성분의 평균 값 μ 과 분산 값 σ^2 을 산출, 평균값 근처에서는 높은 색조 값을 보이고 평균값에서 멀어지면 낮은 값을 갖도록 가우시안 분포도를 식(5)와 같이 조절해서 검출 대상 이미지의 색조 값을 적용시킨다.

$$P(x) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (5)$$

<표 1>에서 구한 평균 범위의 색조 강도를 황인 남성의 이미지에 적용한 예는 (그림 3)과 같다.



(그림 3) 색도 조합 성분 적응화

색도 성분 적응화 단계는 얼굴 영역 검출 시스템에서 여러 인종으로 구성된 이미지 데이터를 처리할 때 인종별 색도 평균을 이용해 더 나은 검출 결과를 얻는 과정으로 검출 시스템의 신뢰도를 높이는 데 기여한다.

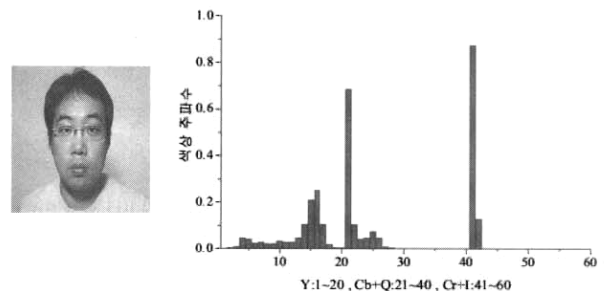
2.2 이미지 보간

본 연구에서는 얼굴 검출의 특징 값으로 색상을 이용하기 때문에 학습 이미지 상태를 개선하면 더 나은 검출 결과를 구할 수 있다. RGB, $YCbCr$, YIQ 세가지 색상 공간을 사용했을 때 RGB 색상 공간에서 YIQ 색상 공간으로의 변환, RGB 색상 공간에서 $YCbCr$ 색상 공간으로 변환과 색조 정규화를 거치면서 이미지 데이터는 양자화 과정으로 인해 데이터 손실이 발생한다.

본 연구에서 칼라 이미지의 색도 성분 값은 학습을 위한 신경망의 입력 벡터가 되므로 이미지의 픽셀이 가진 성분을 더 정확하게 포착하기 위해서 손실된 이미지를 선형 보간하여 색상 성분을 확대하는 과정이 얼굴 영역 검출에 유리하다. 보간은 디지털 이미지에서 픽셀 수를 증가시키거나 감소시켜 이미지를 개선하는 방법으로 최근접 보간(Nearest Neighbor Interpolation)이 픽셀 수를 더 많이 만드는 저비용의 빠른 보간법으로 많이 이용되므로 본 연구에서는 이미지의 픽셀 수 확대에 선형 최근접 보간법을 적용한다.

2.3 색상 조합 히스토그램

(그림 4)는 이미지에 보간 처리를 한 후 YIQ 와 $YCbCr$ 성분의 공통 성분인 Y 성분과 $C_r + I$ 조합 성분, $C_b + Q$ 조합 성분의 강도를 히스토그램으로 분류하여 표현한 결과이다. 히스토그램으로 표현된 각각의 색상 성분들은 개별 분류되어 본 연구에서 적용한 학습 알고리즘에 의한 신경망에 입력 벡터 값이 된다. (그림 4)에서는 히스토그램의 데이터 간



(a) 얼굴 이미지의 원 색상 (b) 색상 조합 모델의 히스토그램
(그림 4) 색상조합 모델의 히스토그램

격(interval)인 bin 크기를 20으로 했다. 간격 크기인 bin 값이 너무 크면 그래프가 거칠게 되거나 작으면 값의 변화가 너무 심해지기 때문에 관측 간격은 휴리스틱하게 조절한다.

2.4 색상 조합 히스토그램에 적용된 Levenberg-Marquadt 알고리즘

본 연구의 얼굴 영역 학습 및 검증 과정은 다계층 퍼셉트론(MLP, Multi Layer Perceptron)에 기반한 신경망을 이용한다. 다계층 퍼셉트론은 얼굴 색상을 입력 특징 벡터를 하여 검출 대상 얼굴과 타 이미지를 이용하여 얼굴 검출 시스템을 학습시킨다. 시스템의 학습 시 입력된 얼굴 특징 벡터에 숨은 계층을 확인한 후 출력 값을 얻어내 얼굴 검출 시스템이 포착한 얼굴 영역이 제대로 된 영역인지 확인해야 한다. 이를 위해 얼굴 특징 벡터들을 대상으로 얼굴 영역임을 확인하는 알고리즘의 전개가 필요하기 때문에 Levenberg-Marquadt(LM) 알고리즘[14]을 다계층 퍼셉트론에 적용한다.

이 방법을 이용하면 얼굴 색상 벡터를 다계층 퍼셉트론의 신경망에 입력할 때 시스템이 예측한 값이 오차인지 반복적으로 확인한 다음 출력 값을 산출하면서 학습 단계의 반복 과정에서 이전의 오차를 개선하여 적절한 출력 값을 찾아낼 수 있다. 얼굴 색상 특징 벡터의 평균 제곱 오차가 학습 집단에서 대상 전체의 평균 제곱 오차 값에 비례하기 때문에 LM알고리즘을 이용, 평균 제곱 오차를 조정하면서 반복적으로 다계층 퍼셉트론의 입력 값을 학습해 나가면 추출한 얼굴 피부 영역이 실제 얼굴 영역인지 아닌지 확인할 수 있다. 얼굴 인식의 학습 방법으로 가장 많이 사용되는 방법 중의 하나인 역전파(back-propagation)방식의 신경망인

다계층 퍼셉트론(MLP)의 문제점은 종종 수렴에 실패하고 지역 최소값에 봉착한다는 점이다. 본 연구에서 제안한 방법인 이미지의 조합 색상 성분을 LM 알고리즘에 적용하여 학습단계를 반복하면 역전파 신경망의 문제점을 해소한다. LMCUH(Levenberg-Marquadt of Color Union Histogram) 알고리즘을 정리하면 (그림 5)와 같다.

3. 실험 결과

본 연구의 실험에는 139개의 24×24 크기의 색상 이미지를 이용했다.

황인의 얼굴은 (그림 6)과 같이 인터넷에서 얼굴이 포함된 사진을 이용하여 여성 61개, 남성 87개 얼굴이 담겨 있으며 백인의 얼굴은 MIT-CBCL 얼굴 데이터베이스[20]를 이용하여 여성 15개, 남성 17개 총 32개의 얼굴이 담긴 이미지를 이용했다.

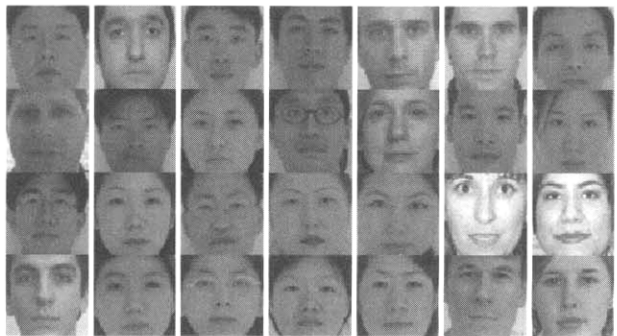
제각기 다른 빛의 조건과 피부 색상이 다른 얼굴이 담긴 이미지를 이용했으며 LMCUH 알고리즘을 200회 반복하여 학습시키는 데 5분 미만의 시간이 소요되었다.

제안 알고리즘의 정확도를 위해 실험 데이터의 20%를 학습 데이터로 하여 황인 여성, 남성과 백인 여성, 남성의 얼굴 담긴 이미지와 얼굴 영역이 없는 이미지를 섞어 신경망을 학습시켰다.

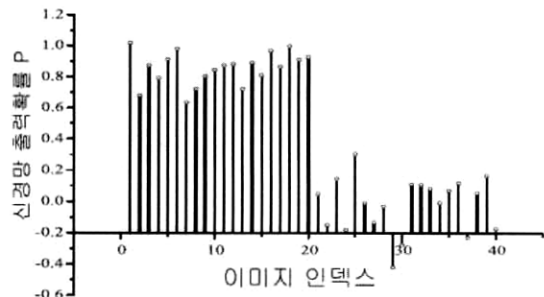
1부터 20까지의 실험 인덱스 데이터에는 얼굴이 담긴 이미지를, 21-40까지는 얼굴이 담기지 않은 이미지를 각각 구분하여 신경망의 입력 값으로 했다. 신경망에 조합 색상 값을 입력 데이터로 적용했을 때 출력 확률 P는 얼굴을 포함하고 있는 이미지의 입력에 대해서는 0.5보다 큰 값으로 결

- 입력 : p (이미지의 색상 벡터 값)
 출력 : a (확인된 얼굴)
- (1) 색상모델의 조합으로 데이터를 정리
 - (2) 가중치 초기화 단계 : 입력과 출력 뉴런 w 에 임의의 가중치 적용
 - (3) 네트워크에 모든 입력 값 제공하고 네트워크 출력 값 계산
 오차 e_q 는 $t_q - a_q^J$ 으로 계산.
 식 (9)를 이용하여 모든 입력 값 전체에 평균 제곱 오차의 합 값을 $f(x)$ 로 계산
 - (4) Jacobian 행렬 계산. 순환 관계를 가진 감도 계산
 - (5) ∇x_k 를 구함
 - (6) 가중치 훈련 : $x_k + \Delta x_k$ 를 이용하여 평균 제곱 오차의 합을 재계산
 - (7) if $x_{k+1} < e_q$
 - (8) θ 로 μ (학습율)을 나눔
 - (9) return (3)단계
 - (10)else
 - (11) θ 로 μ (학습율)을 곱하고 (6)단계로 가서 각 과정을 반복함

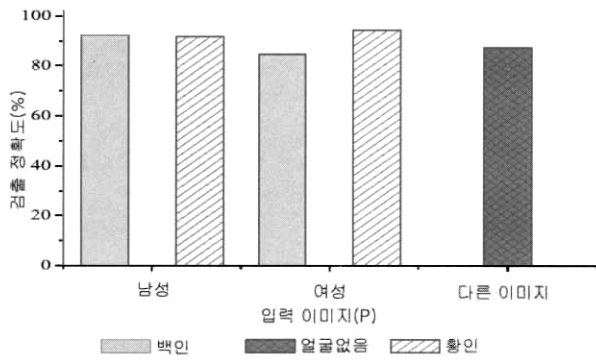
(그림 5) LMCUH 알고리즘



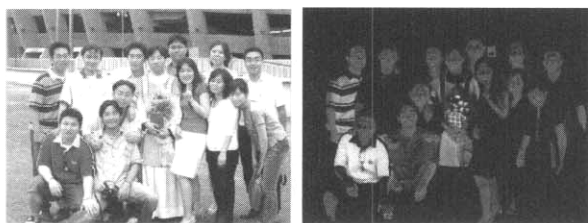
(그림 6) 학습 이미지의 예



(그림 7) 학습 이미지의 신경망 출력 확률

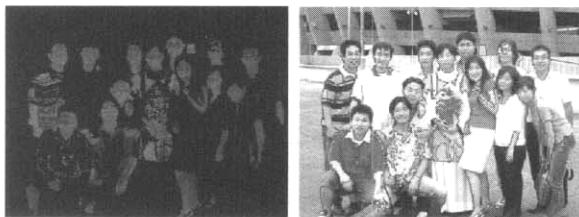


(그림 8) LMCUH에 의한 검출 정확도



(a) 원 이미지

(b) C_r 과 I 성분 조합



(c) C_r 과 I 성분 정규화 (d) C_r 과 I 성분 조합에 의한 피부 영역 분리



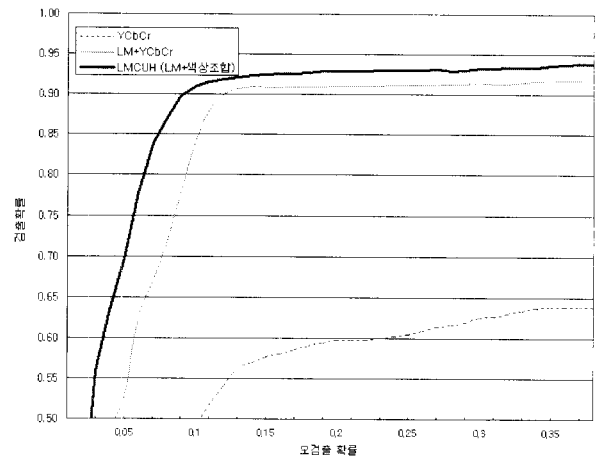
(e) 얼굴 검출 결과

(그림 9) LMCUH에 의한 얼굴 피부 영역 검출 결과

과를 나타냈으며 얼굴이 담기지 않은 이미지에는 0.5보다 작은 것으로 출력을 나타냈다. 실험 결과 이미지 인덱스와 신경망 출력 확률 P 의 관계는 (그림 7)와 같다.

신경망을 학습시킨 상태에서 실험 데이터의 80%의 황인 얼굴 데이터와 백인 얼굴 데이터를 각각 여성과 남성 얼굴 이미지를 섞어 얼굴 검출을 실시하였다. 얼굴이 포함되어 있지 않은 이미지도 역시 입력 이미지로 적용한 결과 (그림 8)과 같이 황인의 경우 여성은 93%, 남성은 92%의 검출율을 보였으며 백인의 경우 여성은 88%, 남성은 92%의 결과를 보였다. 얼굴이 없는 이미지의 경우 검출 정확도 91%로 얼굴 영역이 없는 이미지를 구분했다. 제안 방법은 전체적으로 평균 92%의 검출 정확도를 보였다.

얼굴 이미지만 단독으로 있는 이미지의 경우 외에 다수의



(그림 10) LMCUH와 LM+단일 색상 모델, $YCbCr$ 을 비교한 ROC 곡선

인물이 위치해 있는 이미지에 LMCUH를 이용해 얼굴 영역을 검출한 결과는 (그림 9)과 같다.

128×128 해상도의 다수 인물 이미지에서 검출된 피부 영역에서 얼굴만을 검출한 (그림 9-e)의 결과는 기존 연구[9]에 기반하여 눈, 코, 입 간의 기하학적 형상을 추출한 방법을 이용한다.

(그림 10)은 색상 조합 모델을 이용한 LMCUH, LM에 $YCbCr$ 의 단일 색상 성분을 적용한 경우 그리고 $YCbCr$ 의 색상 모델을 적용한 얼굴 데이터를 비교한 ROC(Receiver Operating Curves) 곡선이다. LMCUH를 적용한 이미지의 얼굴 검출율은 93.9%로 LM+ $YCbCr$ 의 91.7%, $YCbCr$ 색상 모델의 63.3% 보다 높은 검출 결과를 보였다. 또한 검출 대상인 얼굴 영역을 제대로 검출하지 못하고 잘못된 결과를 보인 오검출율은 LMCUH를 적용한 경우 7%로 LM + $YCbCr$ 의 9.6%, $YCbCr$ 색상 히스토그램을 적용한 경우의 오류율 34.2% 보다 낮아 검출율은 높고 검출 오류율은 낮은 결과를 보였다.

얼굴 영역 검출에 $YCbCr$ 색상만을 이용한 방법과 NN+ $YCbCr$ 단일 색상 공간, NN+색상조합 공간, LM + $YCbCr$ 단일 색상 공간과 LMCUH를 비교한 결과 실험 이미지의 학습 시간과 검출율, 오검출율, 처리시간은 <표 2>와 같다. 실험 결과 단일 색상 공간을 사용한 경우와 색상 조합 모델을 사용한 경우 NN + 색상조합 공간은 91.2%, NN+ $YCbCr$ 단일 색상 모델의 경우 90.6%의 검출율을 보여 색상 조합 모델의 경우가 더 높은 검출율을 보였다. LM 알고리즘을 적용한 경우는 전체 실험 데이터를 학습하는데 3-4분의 소요 시간을 나타내 LM 알고리즘을 적용하지 않은 경우보다 학습 시간이 더 길었으나 LM+ $YCbCr$ 의 경우 9.6%, LMCUH의 경우 7.0%의 더 낮은 오검출 확률을 나타냄을 알 수 있다. LM 알고리즘과 단일 색상, 색상조합모델을 이용한 제안 방식이 빠른 처리 시간 내에 높은 검출율과 낮은 검출율을 보임을 알 수 있다.

기존 신경망 방식을 제안한 Rowley[8]의 방식은 133개 얼굴이 담긴 23개 이미지를 각각 20×20 픽셀의 윈도우로

〈표 2〉 검출률 및 오검출률 비교

	실험 이미지	학습 시간	검출률	오검출률	처리 시간
$Y_C C_r$	180개의 얼굴, 139개 이미지	없음	63.3%	34.2%	10초이하
NN+ $Y_C C_r$		3분	90.6%	17.2%	1분이하
NN+ 색상조합		3분	91.2%	15.3%	1분이하
LM+ $Y_C C_r$		3-4분	91.7%	9.6%	1분이하
LMCUH		3-4분	93.9%	7.0%	1분이하
Rowley, NN[8]	136개 얼굴 23개 이미지	N/A	90.5%	42개 오검출	N/A

잘라서 추출한 후 빛 보상 후 히스토그램 평활화하여 이 값을 신경망에 입력하여 90.5%의 검출율을 나타냈으며 136의 얼굴 영역 중 42개를 오검출했다.

4. 결 론

제안 연구에서는 빛의 조건이나 얼굴 표정의 변화에 관계 없이 얼굴 피부 영역을 빠르게 감지, 얼굴 영역을 검출해 내기 위해 색상 기반의 방법을 이용하여 이미지로부터 얼굴 영역을 검출하는 새로운 방법을 제시했다. 색상 기반의 검출 방법에서는 피부 영역의 휘도 성분과 분리한 피부 색조 성분을 강조하여 이미지에서 피부 영역을 더 효과적으로 분리, 검출을 개선이 필요하다. 본 연구에서는 피부 영역 분리 과정을 학습하기 위한 방법으로는 신경망을 이용했는데 신경망은 주어진 데이터들에서 중요 규칙을 학습하면서 해를 명확하게 찾아내지만 계산상 비용이 많이 소요되고 출력 값이 지역 최소 값으로 떨어지면 최적의 해를 찾는 데 문제가 있어 학습 단계에서 해결해야 할 요소가 남아 있다. 이러한 문제점들을 해결하기 위해 본 연구에서는 얼굴 검출 분야에서 다양한 환경에 대해 저비용으로 강건하게 사람의 얼굴을 검출해 내는 방법인 색상 조합 모델과 LM 학습 알고리즘을 적용한 방법을 제안하였다. 제안 연구는 이미지에서 얼굴 피부 영역을 추출하고 이를 확인하는 두 단계로 이루어진다. 얼굴 피부 영역 추출 단계에서는 RGB $Y_C C_r$, YIQ 세 가지 색상 공간을 조합한 얼굴 색상 정보를 이용, 검출 대상이 되는 이미지에서 피부 영역을 구분하여 얼굴 영역 검출을 시도한다. 이 때 카메라의 특성 또는 조명 상황에 따라 동일인에 대해 다른 피부 색도 값을 추출해 내는 문제점과 양자화 단계에서 정보 손실이 다수 발생하기 때문에 이를 개선하기 위해 이미지의 최근접 보간과 이미지 색조 정규화를 통해 조명 및 카메라의 특성에 따른 문제 및 정보 손실 문제를 개선한다. 검출된 영역의 확인단계에서는 이미지에서 추출한 부위가 얼굴인지 아닌지 확인하기 위해 신경망의 다계층 퍼셉트론 방식을 이용한다. 다계층 퍼셉트론은 조합한 색상 성분 벡터를 입력 값으로 하며 검출 대상 얼굴과 타 이미지를 이용하여 얼굴 검출 시스템을 학습시킨다. 시스템의 학습 시 입력된 얼굴 특징 벡터에 숨은 계층을 확인한 후 출력 값을 구해 얼굴 검출 시스템이 포착한 얼굴 영역 부위가 제대로 된 영역인지 확인해야 한다. 이를 위해

피부 조합 색상 성분의 히스토그램 값을 신경망의 입력값으로 한 후 학습과정에서 LM 알고리즘을 적용, 신경망의 출력 값으로부터 최적의 해를 검출 하게 함으로써 검출 오류를 최소화한다.

실험 결과 색상 공간의 조합, 이미지 보간과 정규화를 통해 얼굴 영역 검출률이 높아졌으며 역전파 신경망에 도입한 LM 알고리즘을 통해 검출 오차를 낮췄음을 알 수 있다. 실험에 적용한 다양한 빛의 조건 및 다른 표정의 얼굴 데이터베이스에 대해서 제안 연구는 92% 이상의 검출 결과와 7%의 오검출 결과를 보여 기존 방식[8]보다 높은 검출률과 낮은 오검출율을 보였으며 검출 시스템의 처리시간이 단축되었다. 본 연구의 학습과정에 적용된 신경망 기법은 학습 단계에서 필요한 가중치와 학습 시간을 빨리 결정하는 것이 전체 검출율을 결정짓는 요인이 되기 때문에 가중치 훈련을 위한 알고리즘 반복 횟수가 중요한 검출 요인이 된다. 향후 연구에서는 최적의 가중치를 빨리 찾아낼 수 있는 방향으로 신경망을 이용한 학습 알고리즘을 개선할 계획이며 다양한 조건의 얼굴 데이터베이스를 구축하여 실험 데이터 수를 늘리고 $Y_C C_r$, YIQ 외 다른 색상 공간과 제안 연구를 비교함으로써 제안 방법의 신뢰성을 높이도록 한다.

참 고 문 헌

- [1] M. H. Yang, D. J. Kriegman, N. Ahuja, "Detecting faces in images: a survey, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence," vol. 24, pp. 34-58, 2002.
- [2] V. Vezhnevets, V. Sazonov, A. Andreeva, "A Survey on Pixel-Based Skin Color Detection Techniques", Proceedings of Graphicon2003, pp. 85-92, 2003.
- [3] R. L. Hsu, M. A. Mottaleb, A. K. Jain, "Face detection in color images," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence vol. 24, pp. 696-706, 2002.
- [4] B. Martinkauppi, M. Pietikäinen, "Facial skin color modeling," Handbook of Face Recognition, pp. 109-131, Springer, 2005.
- [5] J. Y. Lee, S. I. Yoo, "An Elliptical Boundary Model for Skin Color Detection" Proceedings of the 2002 International Conference on Imaging Science, Systems, and Technology, 2002.
- [6] A. Diplaros, T. Gevers, N. Vlassis, "Skin Detection using the EM Algorithm with Spatial Constraints," IEEE Conf. Systems, Man and Cybernetics, vol. 4, pp. 3071-3075, 2004.
- [7] Y. M. Li, S. G. Gong, H. Liddel, "Support Vector Regression and Classification Based Multi-View Face Detection and Recognition," IEEE Conf. Face and Gesture Recognition, pp. 300-305, 2000.
- [8] H. Rowley, S. Baluja, T. Kanade, "Neural Network-Based Face Detection," IEEE Trans. on Pattern Analysis and machine Intelligence, vol.20, no.1, pp.23-38, 1998.

- [9] A. A. Argyros, M. I. A. Lourakis, "Real-time Tracking of Multiple Skin-Colored Objects with a Possibly Moving Camera", Proceedings of the European Conference on Computer Vision, vol. 3, pp. 368-379, 2004.
- [10] 김진옥, "빛 보상과 외형기반의 특징을 이용한 얼굴 특징 검출," 한국인터넷정보학회 논문지, 7권 3호, pp. 143-153, 2006.
- [11] M. J. Jones, J. M. Rehg, "Statistical Color Models with Application to Skin Detection," International Journal of Computer Vision, vol. 46, no. 1, pp. 81-96, 2002.
- [12] V. Vapnik, "The nature of Statistical Learning Theory," Springer, 1995.
- [13] R. G. Magali, E. M. Paulo, G. S. Marcelo, "A Comprehensive Review for Industrial Applicability of Artificial Neural Networks," IEEE Trans. on Industrial Electronics, vol. 50, no. 3, 2003.
- [14] S. Gundimada, L. Tao, V. Asari, "Face Detection Technique based on Intensity and Skin Color Distribution," International Conference on Image Processing, vol. 2, pp. 1413-1416, 2004.
- [15] J. Yang, W. Lu, A. Waibel, "Skin-Color Modeling and Adaptation," Lecture Notes in Computer Science 1352, pp. 687-694, Springer, 1998.
- [16] S. Jayaram, S. Schmugge, M. C. Shin, L. V. Tsap, "Effect of color space transformation, the illuminance component, and color modeling on skin detection," IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2, pp. 813-818, 2004.
- [17] J. C. Terrillon, S. Akamatsu, "Comparative Performance of Different Skin Chrominance Models and Chrominance Spaces for the Automatic Detection of Human Faces in Color Images," Proceedings of International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 54-61, 2000.
- [18] S. L. Phung, A. Bouzerdoun, D. Chai, "A Novel Skin Color Model in YCbCr Color Space and its Application to Human Face Detection", International Conference on Image Processing 2002, vol. 1, pp. 289 - 292, 2002.
- [19] M. Yang, N. Ahuja, "Detecting Human Faces in Color Images," IEEE Conf. Image Processing, vol. 1, pp. 127-130, 1998.
- [20] MIT CBCL Face Data Set, <http://www.ai.mit.edu/projects/cbcl/software-datasets/>



김진옥

e-mail : bit@dhu.ac.kr

1989년 성균관대학교(학사)

1998년 성균관대학교 대학원 정보통신
공학과(석사)

2002년 성균관대학교 대학원 전기전자
및 컴퓨터공학과(박사)

2004~현재 대구한의대학교 정보경영대학 모바일콘텐츠학부 조교수

관심분야: 멀티미디어공학, 패턴인식, 영상처리, 유비쿼터스

컴퓨팅 등